

DOI:10.13203/j.whugis20200152



文章编号:1671-8860(2020)06-0826-10

# 城市因素对COVID-19疫情的影响 ——以武汉市为例

李欣<sup>1</sup> 周林<sup>1</sup> 贾涛<sup>2</sup> 吴昊<sup>1</sup> 邹宇量<sup>3</sup> 秦昆<sup>2</sup>

1 武汉大学城市设计学院,湖北 武汉,430079

2 武汉大学遥感信息工程学院,湖北 武汉,430079

3 武汉大学健康学院,湖北 武汉,430079

**摘要:**新型冠状病毒肺炎(coronavirus disease 2019, COVID-19)疫情是一次重大的突发公共卫生事件,深入研究城市空间因素对疫情发展的影响对于未来城市安全具有重要意义。武汉市是遭受COVID-19疫情影响最为严重的城市,以武汉市三环内的中心城区作为研究区域,基于COVID-19疫情的新浪微博求助数据,揭示了COVID-19疫情在城市中的空间分布格局及其对不同区域的影响。在此基础上,根据疫情的主要传播途径及相关影响因素,选取社会人口、城市形态、城市设施、城市功能4项指标进行了验证。通过将研究区域进行网格化处理,运用地理加权回归模型对这些因素的效应、空间异质性以及影响范围进行分析,解释并反演出疫情在武汉城市空间中发生、传播、扩散的实际情况和作用机制。结果显示,三甲医院密度、商业密度、地铁站点密度、建设规模、老龄化、土地混合使用对疫情有显著影响。对城市空间因素的分析和验证有利于在未来的突发性公共安全危机中采取有效的城市规划和建筑设计应对,帮助城市决策者制定科学合理的防治策略,提前规避或减小对脆弱性区域和群体的冲击。

**关键词:**新型冠状病毒肺炎;分布格局;空间分析;城市空间因素

中图分类号:P208

文献标志码:A

新型冠状病毒肺炎(coronavirus disease 2019, COVID-19)是一种传染性极强的新型呼吸道疾病,对人民群众的生命安全和社会稳定构成了重大威胁<sup>[1]</sup>。如同2003年SARS(severe acute respiratory syndrome)在人口稠密城市的集中暴发一样,此次COVID-19疫情的出现和扩散也与人口高度集聚的都市区密切相关,不得不引起人们对城市人居环境的思考<sup>[2]</sup>。城市公共卫生问题是推动现代城市规划升级的重要原因之一<sup>[3]</sup>。随着新型工业化进程的持续加速发展,环境污染、传染病预防已经成为大城市必须直面的重大问题,健康城市议题日益受到学界的重视<sup>[4-5]</sup>。通过社会、环境、空间等多层次要素的规划和设计,对促进城市居民生命健康具有十分重要的作用<sup>[6]</sup>。

相对日常生活而言,虽然突发性传染病属于小概率偶发事件,但其社会危害十分巨大。目前对于COVID-19传播机制的研究仍处于探索阶

段<sup>[7]</sup>,城市空间环境对疫情的扩散所产生的作用和影响尚未查明<sup>[8]</sup>,疫情的传播及扩散随着人员在城市空间中的流动而具有某种不确定性,亟需从人与空间环境相互作用的角度对可能产生的影响进行分析<sup>[9]</sup>。因此,本文对疫情在城市中的分布进行了空间分析,运用空间计量模型验证了影响疫情发展的城市空间因素,为今后在此类突发性公共卫生危机中选择更加合理的空间阻断方法、规避或减小由此带来的群体性冲击、制定针对性的防治策略提供了科学依据,切实推进健康城市建设<sup>[10]</sup>。

## 1 研究区概况与研究方法

### 1.1 研究区概况

本文选择武汉市三环内中心城区作为研究对象,面积约860 km<sup>2</sup>,涵盖7个行政区,长江两岸在城市格局、空间形态、社会经济等方面均存

收稿日期:2020-05-13

项目资助:国家自然科学基金(41971332)。

第一作者:李欣,博士,讲师,主要从事人居环境定量分析、城市设计等研究。li-xin@whu.edu.cn

通讯作者:贾涛,博士,副教授。tao.jia@whu.edu.cn

在一定的差异性,长江南岸的武昌、洪山、青山 3 个行政区拥有大面积水域,其中武昌是历史文化悠久的老城区,洪山区是城市向腹地深入扩展的部分,青山区的主体是在武钢及其附属居住区的基础上发展起来的;江北部分包括江岸、江汉、硚口,区域内地势平坦、交通便利,自然要素相对较少,近年来一直是商业聚集的中心;汉阳区原是武汉的工业基地,拥有一定的建设用地存量,近年来成为武汉房地产增长较快的区域。

## 1.2 数据来源

COVID-19 疫情在武汉暴发初期,由于短时间内挤占了大量医疗资源,许多疑似或确诊的患者无法入院治疗,产生了极大的社会压力。为此,新浪微博专门开通了网络求助通道,为保证求助信息的真实性,求助者需要提供患者的真实信息,包括姓名、年龄、所在城市、住址、联系方式

等,并经过有关部门核实,以确保求助信息的真实性,这样能够比较真实地反映疫情的严重程度和实际空间分布。

由于 2020-01-23—2020-02-13 是武汉疫情最为严重的阶段,本文获取了该时期公开的新浪微博求助数据,通过将患者的住址转换为地理坐标,共定位到武汉三环以内的有效住址 327 个(家庭),总计 415 人,平均年龄 59.9 岁。为保证新浪微博数据在各区域的分布具有一定的代表性,将求助数据与实际确诊人数在各行政区的分布进行对比(见表 1),发现两者具有较强的一致性。表 1 中的卡方检验显示,两者的分布并无显著差异(卡方值为 9.977,显著性  $p$  值为 0.126)。此外,其他的基本空间环境数据包括研究区域的矢量地图、各类兴趣点以及社区层级的人口数据。

表 1 武汉各行政区中新浪微博求助数据与确诊人数的分布

Tab.1 Distribution of Sina Weibo Help Data and Confirmed Cases Within Selected Districts of Wuhan

统计项	江岸区	江汉区	硚口区	汉阳区	武昌区	青山区	洪山区	合计
累计确诊人数(2020-03-05)/人	6 521	5 137	6 789	4 661	7 431	2 773	4 652	37 964
新浪微博求助人数/人	72	35	50	37	62	22	49	327
卡方值				9.977				
显著性 $p$ 值				0.126				

## 1.3 疫情的空间分布

图 1 显示了武汉市主城区的疫情求助分布,可以看出,求助密度最高的区域是江北的汉口,即此次疫情的重灾区,其 3 个辖区均有较为集中的传染聚集。疫情的发展趋势从汉口火车站附近的华南海鲜市场一路往南扩展,沿着江汉路商圈、解放大道等商业高度聚集的地带延伸至汉正街附近,随后蔓延至长江与汉江沿岸的大部分地区;另一个比较明显的趋势是沿长江北岸向上游发展(1 号地铁沿线),在百步亭社区附近形成一处相对集中的高发区,其极有可能与公共活动有关。此外,汉江上游的古田社区一带也有几处零星的疫情集中区。在汉阳区,求助较为集中的区域包括钟家村、王家湾两处商圈附近。

长江南岸的疫情主要顺着沿岸的狭长地带扩展,从南端的白沙社区一路延伸至北部青山区的武钢居民区,疫情比较严重的地点位于与汉口或汉阳联系比较紧密的几处重要节点,如长江一桥及武汉大学人民医院周边,长江二桥附近的徐东商圈、杨园、沙湖和东湖之间的居住区也出现了比较严重的疫情;受自然环境的阻隔,疫情由武昌区向洪山区腹地扩散过程中有所衰减,在洪

山广场、百瑞景中央社区、光谷广场等商业或居住比较密集的地方形成了几处热点;青山区的疫情热点主要分布在居民区集中的钢花新村一带。

## 1.4 变量选取与处理

本文用 1 km<sup>2</sup> 的网格对研究区域进行统一划分<sup>[11]</sup>,去除长江、东湖等大面积水域后得到 502 个空间单元。根据 2003 年 SARS 的主要传播途径(医院、交通工具、公共场所、家庭)及相关影响因素<sup>[12-13]</sup>,本文选取社会人口、城市形态、城市设施、城市功能 4 项指标进行检验。由于传染病与人口密度在城市空间的分布有关,尤其在武汉病患中,中老年群体是易感和高危人群<sup>[14]</sup>,因此将社区老龄化率(65 岁以上老年人占比)作为社会人口的指标,由于本案例中的老龄化率和人口密度具有很高的相关性,所以并未在模型中纳入人口密度,以避免多重共线性;城市形态指标为建筑容积率、道路密度;城市设施指标包括三甲医院密度、商业设施密度、地铁站点密度;城市功能指标为土地利用混合度。

## 1.5 模型分析方法

利用普通最小二乘(ordinary least squares, OLS)模型对各影响因素的总体有效性进行统计

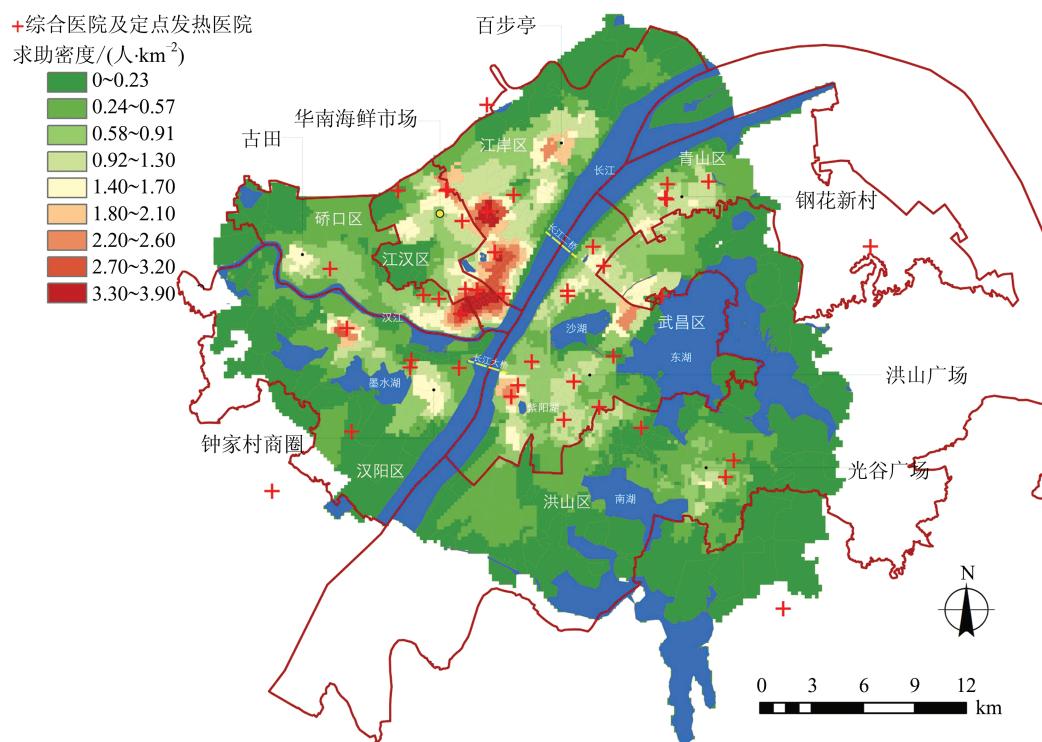


图1 武汉三环内的新浪微博求助数据空间分布

Fig.1 Spatial Distribution of Sina Weibo Help Data Within the 3rd Ring Road of Wuhan

检验。在此基础上,通过计算疫情严重程度和OLS模型残差的全局自相关指数Moran's *I*判断疫情的空间分布是否存在较强的空间自相关性,如果Moran's *I*指数显著,就意味着基于全局估计方法的OLS模型未能充分解释影响因素的空间非平稳特征,则选择能够考虑空间变异情况的地理加权模型(geographical weighted regression,GWR)进行局部拟合,其公式如下:

$$Y_i = \beta_0(\mu_i, \nu_i) + \sum \beta_j(\mu_i, \nu_i) X_{ij} + \epsilon_i$$

式中,  $Y_i$ 是第  $i$  个空间单元中因变量的值;  $X_{ij}$  是第  $i$  个空间单元中的城市因素自变量;  $\beta_j(\mu_i, \nu_i)$  是自变量的估计系数;  $\beta_0(\mu_i, \nu_i)$  是截距项;  $\epsilon_i$  是随机误差项。GWR模型的带宽可基于Akaike信息准则(Akaike information criterion, AIC)确定,本文以AIC最小化原则确定最佳带宽。

## 2 分析结果

### 2.1 OLS模型结果

OLS模型结果如表2所示,其中VIF(variance inflation factor)表示方差膨胀因子。从表2可以看出,OLS模型的  $F$  值在99%的置信水平上显著。老龄化、建筑容积率、综合商场密度(即商业密度)、三甲医院密度、地铁站点密度、土地利用混合度在99%置信水平上显著。其中,老龄化、

建筑容积率、综合商场密度、三甲医院密度、地铁站点密度的回归系数为正值,而土地利用混合度的回归系数为负值。相比之下,网格内的道路密度未能通过0.05的显著性检验。

OLS模型和GWR模型的诊断指标如表3所示,其中,  $F$  值表示方差分析指标,Wald值表示卡方检验指标,  $R^2$  为判定系数,AICc(corrected Akaike information criterion)表示修正AIC。根据判定系数  $R^2$ ,运用OLS模型对502个空间单元进行回归,结果显示,模型的  $R^2$  为0.646,说明OLS模型能对约64%的数据进行拟合,整体上具有较高的解释力。

通过对OLS模型样本残差进行空间自相关分析(见表4),其全局Moran's *I*指数为0.611( $p<0.001$ ),表明不同区域的模型估计残差存在显著的空间自相关,即残差在网格的分布呈现明显的空间集聚特征,OLS模型的参数估计出现较大偏差,因此需要考虑运用更为有效的手段(即GWR模型)进行模型拟合,排除由于空间异质性带来的估计偏差,以对估计结果进行修正与优化。

### 2.2 GWR模型结果

由于OLS模型中的道路密度对疫情并无显著影响,因此在GWR模型中予以去除,以简化模型的复杂度。由表3中GWR模型的诊断指标可

以看出,GWR 模型能够解释求助强度总变异的 26.3%~85.5% (局部  $R^2$ ) , 平均调整  $R^2$  高达 0.822, 说明该模型具有较高的解释力。通过对局部  $R^2$  的数值和空间变异区域进行分析可知, 大部分研究网格中的求助强度都能够用 GWR 模型进行很好的拟合。如在疫情最为严重和集中的汉口老城区(地铁 6 号线沿线一带), 模型拟合度均高于 65%, 且局部  $R^2$  的高数值区域与疫情高发地带的走势具有较高的一致性。即使在模型估计

效能最低的区域(如徐东和岳家嘴之间的地带、洪山广场附近), 局部  $R^2$  仍接近或高于 30%, 这些因素的综合解释能力仍处于可接受的水平。相对于 OLS 模型, GWR 模型的  $R^2$  和调整  $R^2$  均有显著改善, 说明其残差得到了有效缩减。此外, 可通过 AICc 对不同模型进行比较, 其数值减小 3 即可认为模型性能有显著提高<sup>[15]</sup>。而本文中, GWR 模型的 AICc 值比 OLS 模型减小了约 257, 模型性能较之前提高了 80%。

表 2 OLS 模型结果

Tab.2 Result of the OLS Model

检验变量	回归系数	稳健标准误差	稳健 $t$ 值	稳健 $p$ 值	VIF
截距	-0.002	0.034	-0.054	0.957	
老龄化/(100 人·km <sup>-2</sup> )	0.279	0.534	5.215	<0.001***	2.492
建筑容积率	0.145	0.053	2.729	0.007***	2.266
三甲医院密度	0.333	0.121	2.754	0.006***	2.530
地铁站点密度	0.086	0.030	2.886	0.004***	2.534
商业密度	0.016	0.003	6.325	<0.001***	3.603
道路密度	0.002	0.004	0.528	0.598	1.515
土地利用混合度	-0.075	0.038	-1.978	0.048*	1.134

注:\*\*\*表示  $p<0.001$ , \*表示  $p<0.05$

表 3 模型诊断指标

Tab.3 Models' Diagnosis Indexes

诊断指标	OLS 模型	GWR 模型
$F$ 值	128.498	
Wald 值	717.899	
$R^2$	0.646	0.871
调整 $R^2$	0.641	0.822
局部 $R^2$		0.263~0.855
AICc	320.042	63.111

表 4 空间自相关检验

Tab.4 Test of Spatial Autocorrelation

检验模型	Moran's $I$	$z$ 值	$p$ 值
零模型	0.796	32.886	<0.001
OLS 模型	0.611	25.252	<0.001
GWR 模型	0.314	13.036	<0.001

由表 4 可以看出, GWR 模型残差的 Moran's  $I$  指数为 0.314 ( $p<0.001$ ), OLS 模型残差的 Moran's  $I$  指数为 0.611, 因此相较于 OLS 模型, 空间自相关性降低了  $[(0.611-0.314)/0.611] \times 100\% = 48.6\%$ 。 $z$  值是用标准正态分布的理论来推断差异发生的概率, 从而比较模型差异是否显著, 当  $z$  值的绝对值大于临界值时, 表示具有统计显著性。表 4 中的结果进一步说明了无论是 OLS 模型还是 GWR 模型, 均具有统计显著性。

GWR 模型结果如表 5 所示。从表 5 可以看出, 6 个因素在不同网格单元中的估计系数存在变化, 具有显著影响的区域也具有明显的空间异质性(见图 2), 说明本文所涉及的因素在不同单元空间中对疫情的作用和影响是非平稳的。

表 5 GWR 模型结果

Tab.5 Result of the GWR Model

检验变量	回归系 数下限	回归系 数上限	标准误 差下限	标准误 差上限
截距	-0.993	0.460	0.071	0.335
老龄化/(100 人·km <sup>-2</sup> )	-1.268	1.176	0.087	3.714 6
建筑容积率	-0.672	1.110	0.096	0.738
三甲医院密度	-2.905	2.135	0.157	4.533
地铁站点密度	-0.790	0.414	0.042	0.927
商业密度	-0.012	0.082	0.003	0.038
土地利用混合度	-0.303	0.474	0.078	0.285

### 3 城市空间因素解析

#### 3.1 三甲医院密度

通过将疫情分布情况与三甲综合医院的空间分布进行叠加分析发现, 几乎每个疫情较为严重的热点中心都有大型的综合医院分布。由于疫情暴发前恰巧是冬季流感的高发期, 随着医院附近的就诊人数增多, 很容易发生病毒交叉感染

和传播,因此推测在疫情暴发初期,这些地点附近具有较高的传播风险。

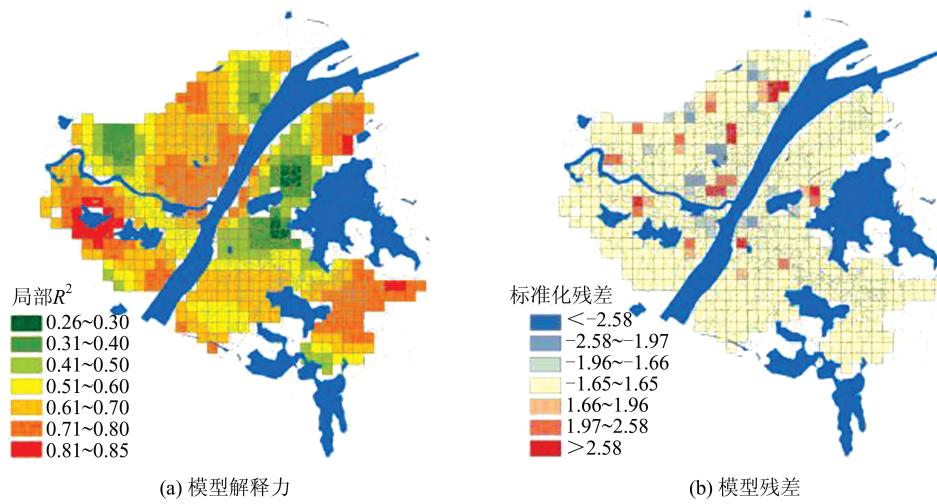


图2 GWR模型解释力和模型残差  
Fig.2 Visualization and Residuals of the GWR Model

三甲医院密度的影响效应和显著性范围如图3所示。图3(a)表明,三甲医院密度因素具有实质性影响,其中红色为正效应,绿色为负效应,回归系数则表明了影响的强度。模型结果显示,具有显著影响的区域与武汉三镇中重要的三甲医院分布基本重合,尤其是汉口地区,其走势由

最早发现病例的华南海鲜市场周边向长江沿岸一带发展,红色的显著区域意味着疫情的扩散效应在这些医院附近比较集中,其中包括武汉最重要的三甲医院和疫情暴发初期的9家定点医院,随着这些区域医院密度的增加,居住在附近的病患和求助也呈现增长的趋势。

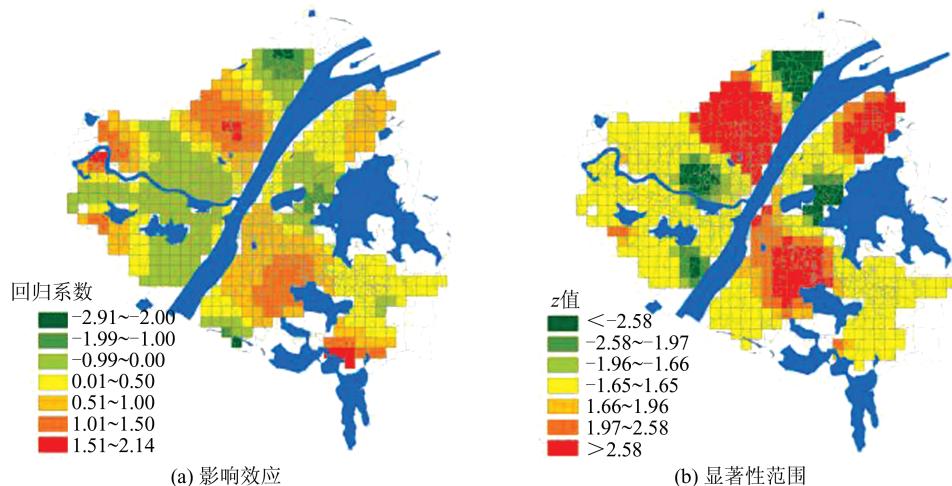


图3 三甲医院密度的影响效应和显著性范围  
Fig.3 Influence Effect and Significance Range of Density of Tertiary Hospital with Grade A

图3(b)中绿色的显著区域存在两种可能的解释:(1)虽然这里的三甲综合医院密度较低,但在疫情传播初期(国家防控政策实施之前),医院附近传播的风险可能比较高;(2)绿色显著区域的疫情并非是医院引起的,而可能存在其他干扰因素。如在疫情出现时举办了“万家宴”的百步亭社区,其附近没有大型三甲综合医院,疫情的扩散可能是由大量居民的活动聚集引起的。

### 3.2 商业密度

商业分布的影响范围几乎遍及武汉三镇大部分区域(见图4),其影响范围最大。由于此次疫情出现时临近春节,居民出现在各大商场的频率大大增加,这些公共场所都是相对封闭的室内空间,加上由于冬季保暖而大多紧闭门窗,使得室内的换气率大幅度降低,如果一旦开启中央空调,室内循环空气会加速病菌在人群中的传播,加重了附近地区的疫情。

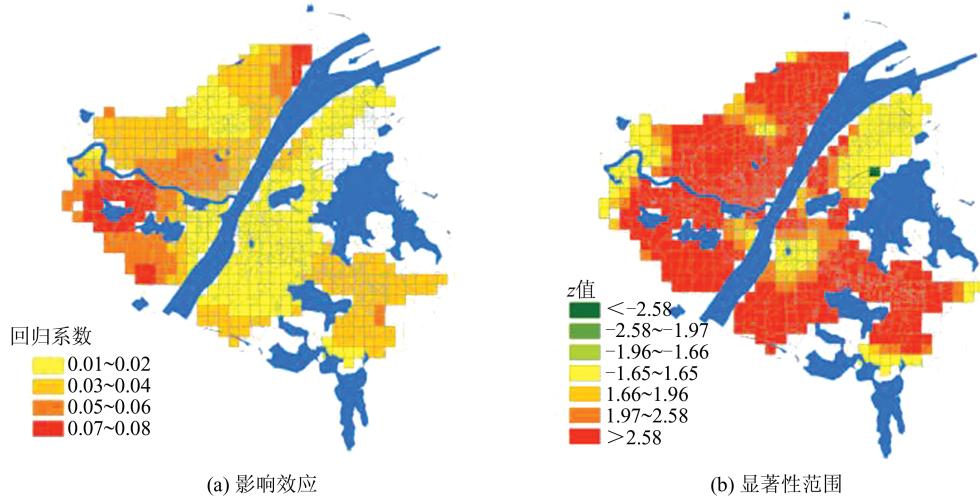


图4 商业密度的影响效应和显著性范围

Fig.4 Influence Effect and Significance Range of Business Density

相比之下,武昌老城区紫阳湖周边受到商业密度的影响相对较小,一方面是由于大面积的开阔水面使得病毒在户外的传播概率远低于封闭的室内空间;另一方面,其东面大片区域是相对封闭的军事科研单位,周边区域的管控比较严格,商业网店稀疏,人员流动较少,因此疫情并未对其产生显著影响。而青山区的疫情与商业密度的关系不大,此外,城市边缘地带受商业密度的影响也并不显著,原因是这些地方的大型商场密度很低,人口相对稀少,疫情在这些地方的传播效能大大降低。

### 3.3 建设规模

因建设规模而加剧疫情影响的区域主要集中在汉阳沿江地带、武昌环沙湖沿线和东湖西侧的滨湖地带(见图5),这些区域是近年来武汉中心城区新增房地产开发的主要区域,与现实情况基本吻合。这些地段周边受水体等自然条件的限制,可建设用地资源稀缺,加上良好的沿江和环湖景观,位于该地区的住宅开发吸引了大量的居住人口。以汉阳为例,月湖与长江之间的地带是近年来该地区房地产开发的重点区域,仅锦绣长江楼盘就已完成了第5期开发,并建设了大量超过200 m的超高层住宅,居民出行均严重依赖电梯,而这类狭小的密闭空间非常有利于病毒的传播。因此,随着建设规模的增加,在这些高密度的超高层住宅区中,疫情的加重趋势更为明显。而武昌北部的沿江地带并未出现因建设规模而引起的疫情加剧现象,主要是由于该区域分布有不少大专院校,高密度开发较少,并未吸引到大量的常住人口居住。此外,建设规模对疫情的影响在汉口左翼地带也呈现出显著的负向效

应,主要是由于该区域位于城市发展区边缘,其房地产开发项目尚未吸引大量的居民入住,房屋空置率很高,客观上也起到了抑制疫情扩散的效果。

### 3.4 社区老龄化

作为武汉老龄化程度最高的区域,汉口是此次疫情影响的重灾区,大部分区域的疫情在老龄化作用下呈现加剧状态,其影响范围与疫情发生的热点区域高度吻合(见图6)。老龄化因素对疫情的影响虽然在长江两岸呈现出一定的差异,但对于城市边缘的社区会产生更大影响。如相较于汉口腹地的核心区域,百步亭、古田等城市两翼边缘的社区受到老龄化因素的影响更大,这些区域的优质医疗资源稀缺,其他城市支持系统的供给也相对缺乏,居住在远离城市中心的这些居民在面对疫情时更易产生恐慌心理,对风险的承受力更低,需要引起重视。

老龄化对长江南岸地区的影响相对稍低，实际影响范围也较小，其主要集中在北部的青山区和南部的白沙洲附近。以青山区为例，这里居住着大量钢铁企业退休工人，其中不少人属于城市弱势群体，受疫情的冲击比较明显。而东部及南湖沿线一带是大学比较集中的区域，老龄化程度较低，且疫情暴发期间正值寒假，大部分学生已经返家，疫情并未因老龄化因素而加重。虽然汉阳钟家村商圈附近的老龄化程度较低，但仍然出现了明显的疫情集中区域，主要是由于此地是连接汉口和武昌的枢纽地带，与汉口疫情高发核心的联系紧密，年轻上班族的频繁往来加剧了疫情的扩散，从而使得这一区域表现出明显的疫情集中现象。

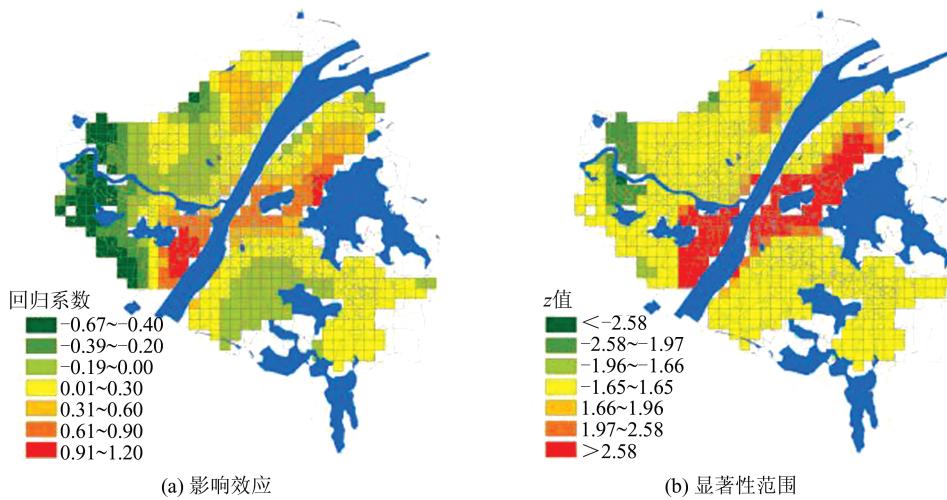


图5 建设规模的影响效应和显著性范围

Fig.5 Influence Effect and Significance Range of Construction Scale

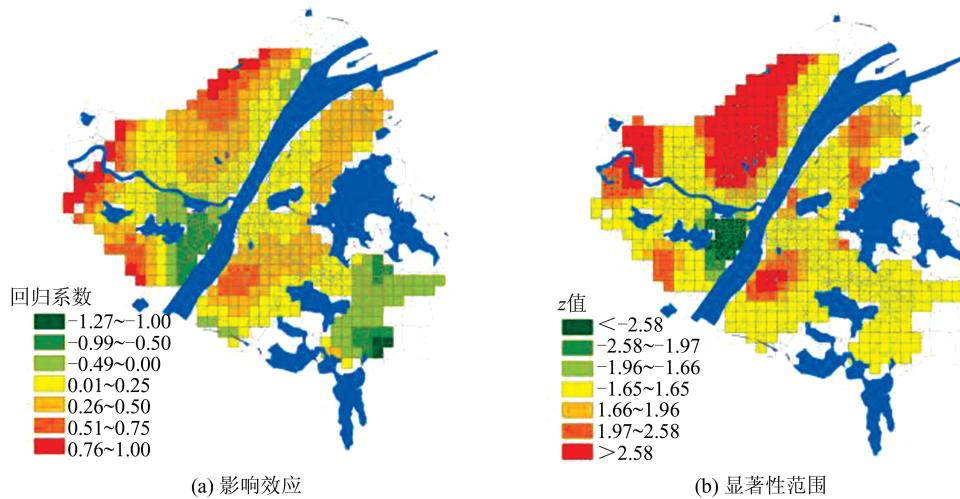


图6 老龄化的影响效应和显著性范围

Fig.6 Influence Effect and Significance Range of Aging

### 3.5 地铁站点密度

在汉口、武昌、汉阳三镇彼此相邻的地区,三镇人群在该区域附近的地铁站点之间频繁往来,尤其是汉阳钟家村一带,由于交通联系紧密,地铁站点因素对疫情具有显著影响(见图7),这也进一步证实了此前的猜测,即该区域疫情与老龄化因素并无显著的相关性,而可能是年轻上班族的日常通勤加剧了疫情在该地的扩散。此外,武昌积玉桥、螃蟹岬一带的疫情也受到地铁站点密度的正向影响,该处是地铁2号线通往汉口的重要前站,也与汉阳的站点保持较紧密的联系。此外,长江南岸北部的钢花新村疫情也与交通有关,此处是地铁4号线的末端,居住着大量工薪阶层,容易产生疫情的累积效应。

图7中的绿色显著区域大多为新建或在建的地铁站点,使用频率很低,尚未吸引大量人群到

附近居住,这些区域出现的疫情并非因地铁站点所引起。以光谷广场为例,其南侧形成了一处比较明显的疫情热点,但这里的地铁站点密度不高,而此处毗邻光谷商圈,周围的大型购物和商超设施对该区域疫情的加重起到了主要作用。

### 3.6 土地混合使用

土地混合使用的影响效应和显著性范围如图8所示。图8的结果显示,土地混合使用对疫情的影响范围比较有限,该因素在汉口和武昌呈现相反的效果。Cervero<sup>[16]</sup>认为,城市社区大致划分为3类,即居住与就业相平衡的社区、居住为主型社区、就业为主型社区,通勤模式在这些不同类型的社区之间存在一定的差异性。在汉口的西北湖、中山公园、喷泉公园之间的区域,随着土地混合使用的增加,疫情相对被抑制。该区域总体上属于居住与就业相平衡的社区,其就业形式

以办公和商务为主,办公人员平时主要在区域内部活动,各种城市服务具有较好的空间邻近性,多样化功能满足了人们各种日常需求,步行为主的出行模式使得远距离的通勤次数相应减少<sup>[17~18]</sup>,避免了与周围疫情高发区的密切接触。此外,该区域周围分散有一些自然水体,虽然面

积不大,但对疫情的扩散也起到了一定的阻隔作用。相比而言,位于沙湖和东湖之间的区域则以居住型社区为主,随着土地混合使用的提高,居民们的通勤距离和对公共交通的依赖程度也相应增加,从而增加了阻隔疫情的难度,这可能是该区域疫情较重的原因之一<sup>[19]</sup>。

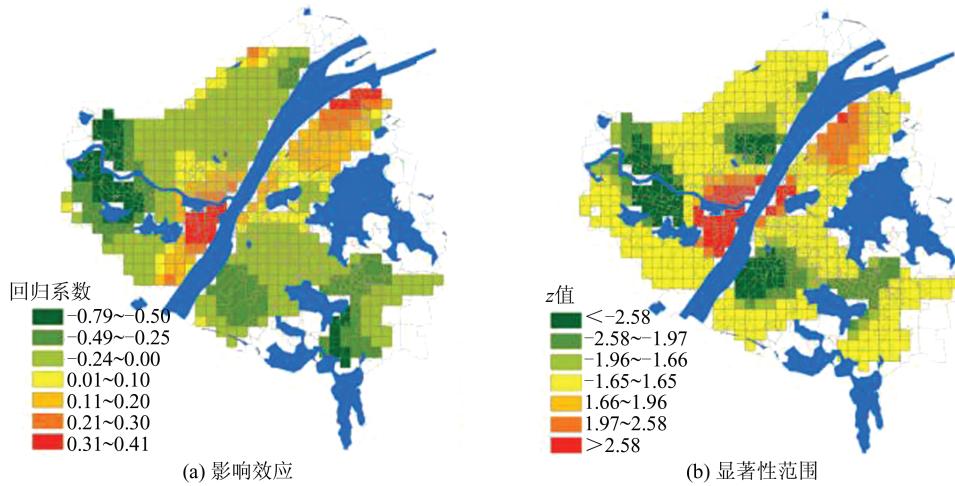


图 7 地铁站点密度的影响效应和显著性范围

Fig.7 Influence Effect and Significance Range of Subway Station Density

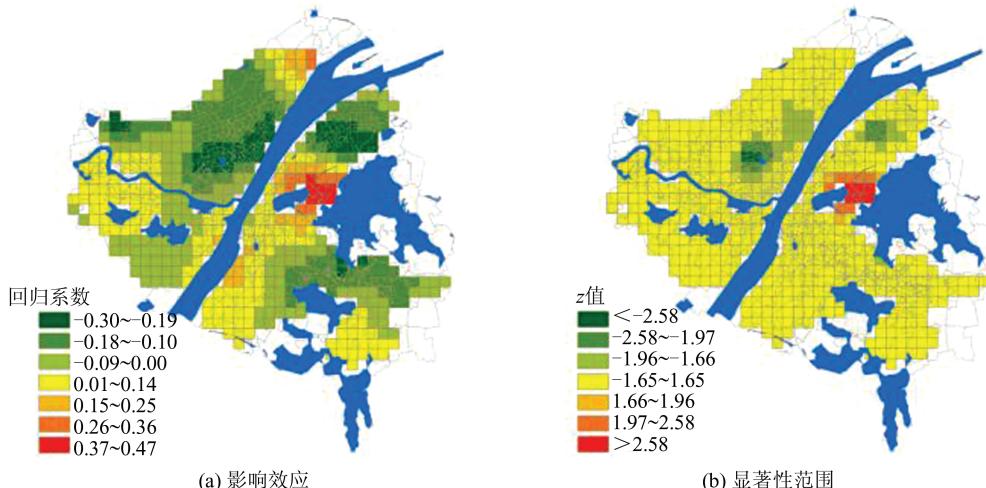


图 8 土地混合使用的影响效应和显著性范围

Fig.8 Influence Effect and Significance Range of Land Mixed Use

## 4 结语

本文通过将武汉市三环以内的研究区域进行网格化处理,运用地理加权回归、叠置分析等多种空间分析方法揭示了COVID-19 疫情的空间分布以及对城市不同区域的影响。研究表明,COVID-19 疫情受社会、经济、人口、环境等多方面因素的综合影响,各因素的效应、影响程度、分布范围均存在着空间非平稳性。在疫情出现初期,大型综合性医院周边是发生感染的高风险地

区,而商业场所促使疫情向城市更广泛的区域扩散,对汉口腹地的老龄化社区的冲击尤其严重,一些远离城市中心的社区虽然并未受到疫情的严重冲击,但随着老龄化程度的提高,其脆弱性需要引起格外重视<sup>[20]</sup>。此外,由于城市大规模建设而导致疫情加重的区域主要出现在新兴房地产开发比较集中的区域,虽然这些地方拥有良好的环境和景观,但高密度的开发无疑是疫情加重的原因之一。

对于这些城市空间因素的分析和验证,有利于在未来的突发性公共安全危机中采取有效城市规划和建筑设计应对,帮助城市决策者制定更加科学合理的阻断方法和针对性的防治策略,如增加公园、水体、绿地广场等设施,考虑对城市开放空间进行多层级去中心化处理;对高密度住宅区进行适度的容量控制,慎重进行高层建筑的开发建设;充分利用空间换时间的方式提前规避或减小对脆弱性区域和群体的冲击。本文分析仅采用了新浪微博求助数据,后续将结合官方公布的确诊数据进行更加深入的研究,从而进一步揭示不同城市因素对疫情的影响。

### 参考文献

- [1] Zhou Chenghu, Pei Tao, Du Yunyan, et al. Big Data Analysis on COVID-19 Epidemic and Suggestions on Regional Prevention and Control Policy [J]. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2020, 35(2): 200-203(周成虎,裴韬,杜云艳,等.新冠肺炎疫情大数据分析与区域防控政策建议[J].中国科学院院刊,2020,35(2):200-203)
- [2] Li Bingyi, Zhang Lin. The Inspiration of Outbreak of SARS to the Urban Planning in China [J]. *City Planning Review*, 2003, 27(7): 71-72(李秉毅,张琳. SARS爆发对我国城市规划的启示[J]. 城市规划,2003,27(7): 71-72)
- [3] Li Yi. The Theory of Urban Susceptible Space [M]. Beijing: China Architecture and Building Press, 2016(李煜. 城市易致病空间理论[M]. 北京:中国建筑工业出版社,2016)
- [4] Matthew R A, McDonald B. Cities Under Siege: Urban Planning and the Threat of Infectious Disease [J]. *Journal of the American Planning Association*, 2006, 72(1): 109-117
- [5] Lee V, Aguilera X, Heymann D, et al. Preparedness for Emerging Epidemic Threats: A Lancet Infectious Diseases Commission [J]. *The Lancet Infectious Diseases*, 2020, 20(1): 17-19
- [6] Liu Binyi, Guo Cong. Promoting Health Through Design: A Brief Introduction of “Active Living by Design”, an American National Program [J]. *Urban Planning International*, 2006, 21(2): 60-66(刘滨谊,郭璁. 通过设计促进健康——美国“设计下的积极生活”计划简介及启示[J]. 国际城市规划,2006,21(2):60-66)
- [7] Feng J X, Tang S S, Chuai X W. The Impact of Neighbourhood Environments on Quality of Life of Elderly People: Evidence from Nanjing, China [J]. *Urban Studies*, 2018, 55(9): 2020-2039
- [8] Tan Zongbo. Thinkings on Land Space Planning Caused by Public Health Emergencies [J]. *China Land*, 2020(3): 8-12(谭纵波. 公共卫生突发事件引发的国土空间规划思考[J]. 中国土地,2020(3): 8-12)
- [9] Shi Yi, Lü Weijuan. Recognition of Land Space Planning Based on Public Health Security—Combined with the Actual Situation of Prevention and Control of COVID-19 in Wuhan [J]. *China Land*, 2020(3): 4-7(石义,吕维娟. 基于公共卫生安全的国土空间规划再认识——结合武汉新冠肺炎疫情防控实际[J]. 中国土地,2020(3):4-7)
- [10] Tang Yan. Challenges and Responses of Community Governance in the Prevention and Control of Novel Coronary Pneumonia: From Perspectives of Urban-Rural Planning and Public Health [J]. *Nanjing Journal of Social Sciences*, 2020(3): 8-14, 27(唐燕. 新冠肺炎疫情防控中的社区治理挑战应对:基于城乡规划与公共卫生视角[J]. 南京社会科学,2020(3):8-14,27)
- [11] Griffith D A, Amrhein C G, Desloge J R. Statistical Analysis for Geographers [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1999, 94(446): 654
- [12] Ren Zhiyuan. Summary of Symposium on Urban Design and Practice [J]. *Urban Planning Forum*, 2003, 10(4): 1-7(任致远. SARS与城市座谈会发言摘要[J]. 城市发展研究, 2003, 10(4): 1-7)
- [13] Wang J F, Meng B, Zheng X Y, et al. Analysis on the Multi-distribution and the Major Influencing Factors on Severe Acute Respiratory Syndrome in Beijing [J]. *Chinese Journal of Epidemiology*, 2005, 26(3): 164-168
- [14] Verity R, Okell L, Dorigatti I, et al. Estimates of the Severity of Coronavirus Disease 2019: A Model-Based Analysis [J]. *Lancet*, 2020, DOI: 10.1016/S1473-3099(20)30243-7
- [15] Mcmillen D P. Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships [J]. *American Journal of Agricultural Economics*, 2004, 86(2): 554-556
- [16] Cervero R. Planned Communities, Self-Containment and Commuting: A Cross-National Perspective [J]. *Urban Studies*, 1995, 32(7): 1135-1161
- [17] Cervero R. Mixed Land-Uses and Commuting: Evidence from the American Housing Survey [J]. *Transportation Research Part A*, 1996, 30(5): 361-377
- [18] Zhao P. Spatial Evolution of Job-Housing Relationship and Its Differentiation in Sectors in Central Area of Guangzhou from 2000 [J]. *Urban Development Studies*, 2018, 25(9): 108-116

- [19] Zhao Pengjun. The Impacts of Land Use Intensification on Urban Transport Sustainability: Theoretical Thinking from Literature Review [J]. *Urban Development Studies*, 2018, 25(9):108-116 (赵鹏军. 土地集约利用对可持续城市交通的作用:基于国际文献理论分析[J]. 城市发展研究, 2018, 25(9): 108-116)
- [20] Chen Chun, Chen Yong, Yu Li. Planning for Healthy City: The Influence of the Built Environment on the Body Mass Index of the Elderly[J]. *Urban Development Studies*, 2017, 24(4): 7-13 (陈春, 陈勇, 于立. 为健康城市而规划——建成环境与老年人身体质量指数关系研究[J]. 城市发展研究, 2017, 24(4): 7-13)

## Influence of Urban Factors on the COVID-19 Epidemic: A Case Study of Wuhan City

LI Xin<sup>1</sup> ZHOU Lin<sup>1</sup> JIA Tao<sup>2</sup> WU Hao<sup>1</sup> ZHOU Yuliang<sup>3</sup> QIN Kun<sup>2</sup>

<sup>1</sup> School of Urban Design, Wuhan University, Wuhan 430079, China

<sup>2</sup> School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

<sup>3</sup> School of Health Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China

**Abstract:** Coronavirus disease 2019 (COVID-19) is a major public health emergency, it is of great significance to study the influence of urban spatial factors on the development of epidemic situation for the future urban safety issues. Wuhan is affected most heavily by this epidemic situation. Based on Sina Weibo data posted in the core area of Wuhan city, we reveal the spatial distribution pattern of COVID-19 epidemic and its impacts in different urban areas of the city. According to the major suspected transmission routes and related factors of the epidemic, indicators of social population, urban morphology, urban facilities, and urban functions, are selected for validation. Through gridding the research area into uniform analytical units, we reveal the effect, spatial heterogeneity, and influence area of these factors, using the geographical weighted regression model. The result indicates that some factors, e.g. the densities of major hospitals, commercial facilities, subway stations, construction scale, aging, and land-use mixture, present significant influence on the epidemic severity. This research helps to explain and perform the mechanism of occurrence and spread of the epidemic in urban space. The analysis and validation of these urban factors help to adopt effective urban planning and architectural design responses in the future crisis, as help decision makers formulate more scientific and reasonable prevention strategies, and avoid or reduce the impact on vulnerable areas and groups in advance.

**Key words:** coronavirus disease 2019 (COVID-19); distribution pattern; spatial analysis; urban spatial factors

**First author:** LI Xin, PhD, lecturer, specializes in quantitative analysis of human settlements and urban design. E-mail: li-xin@whu.edu.cn

**Corresponding author:** JIA Tao, PhD, associate professor. E-mail:tao.jia@whu.edu.cn

**Foundation support:** The National Natural Science Foundation of China (41971332).

**引文格式:** LI Xin, ZHOU Lin, JIA Tao, et al. Influence of Urban Factors on the COVID-19 Epidemic: A Case Study of Wuhan City[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(6):826-835.DOI:10.13203/j.whugis20200152(李欣,周林,贾涛,等.城市因素对 COVID-19 疫情的影响——以武汉市为例[J].武汉大学学报·信息科学版,2020,45(6):826-835.DOI:10.13203/j.whugis20200152)